

利用類神經網路開發室內即時監控系統

游義地

美和科技大學資訊科技系

副教授

e-mail: yydcfd@yahoo.com.tw

梁培瑋、張永杰、徐瑞鴻

美和科技大學資訊科技系

大學部學生

e-mail: ac9531918@gmail.com

摘要

本論文是利用影像處理技術與類神經網路設計即時室內監控系統，以減少人員長期監看螢幕之負擔。本研究使用 C# 語言撰寫影像處理及類神經網路程式，首先利用 CCD 網路攝影機擷取環境影像，經由灰階轉換，再利用影像相減法求出影像變動差異，最後將影像變動平均值及變異數輸入類神經網路控制系統，作為環境判讀之依據。

關鍵詞：影像處理、類神經網路、環境監控系統

Abstract

The goal of this research is to build a real-time surveillance system using a CCD. The object detection is attained by using background subtraction method and back-propagation neural network.

Keywords: image processing, neural network, surveillance system

1. 前言

隨著機器人的快速發展及物聯網技術的應用，室內即時監控將更加重要，其應用範圍包括健康照護、居家保全及工廠智慧化等領域。室內監控是一項重複性高且十分枯燥的工作，隨著工作時間的增加，將嚴重影響監控人員的判斷能力。由於影像處理技術的提升及電腦運算效能增加，近年來，葉英傑(2003)及顏仲志(2011)等多位學者結合人工智慧開發居家保全警示系統，提高人員辨識與追蹤之能力。

環境人員（異物）入侵偵測可分為邊緣偵測及影像相減兩種方法。Shoushtarian *et al.*(2005)提出影像相減技術不需執行邊緣運算，因此雜訊較少，判讀效率較高。連振昌等人(2011)提出超像素迭代法精準偵測物體移動路徑，提高視訊監控之效能。

本文研究目的是利用網路攝影機，結合影

像處理與類神經網路提高環境監控效率。

2. 研究方法

2.1 影像處理

本文利用 CCD 網路攝影機擷取室內環境影像，經由灰階轉換將 RGB 彩色圖轉換為灰階圖，如謬紹綱(2009)影像處理過程，其公式為

$$Y=0.299R+0.587G+0.114B \quad (1)$$

再利用背景相減法，將一張原始環境影像設為背景，與其他擷取的環境影像相減，藉此得到像素的差異值，公式為

$$D_t = |I_t(x, y) - I_b(x, y)| \quad (2)$$

$I(x, y)$ 為位置像素值，若兩者相減為零，就表示影像沒有差異；若數值愈大代表影像內物體差異很大。由於光影或影像雜訊的影響，除非是兩張原始圖相減，否則 D_t 值無法全為零。為了排除此問題，本文求取像素差異值的平均值及變異數作為類神經網路判讀之參數。其公式為

$$\text{平均值 } \mu = \frac{\sum_{t=1}^N D_t}{N} \quad (3)$$

$$\text{變異數 } \sigma^2 = \frac{\sum_{t=1}^N (D_t - \mu)^2}{N} \quad (4)$$

2.2 類神經網路

類神經網路是一種平行計算系統，使用人工神經元模仿生物神經能力，人工神經元是生物神經元的簡單模擬，它從外界環境或者其他人工神經元取得資訊，並加以做簡單的運算。王進德(2011)指出倒傳遞類神經網路

(Back-propagation Neural Network)是一種具有學習能力的多層前授型網路。此種神經網路，是由 Rumelhart、McClelland 在 1985 年所提出的，當初他們之所以會提出此種網路，是希望提出一種平行分布訊息的處理方法來探索人類認知的微結構。倒傳遞網路的網路架構如圖 1 所示，包含了輸入層、隱藏層、輸出層；而以隱藏層可以不只一層。基本上，其網路架構

於前授型多層感知機的網路架構類似，且每一層皆由一些神經元建構而成。

輸入層：用以表現網路之輸入變數，其處理單元數目依問題而定。

隱藏層：用以表現網路之輸入處理單元間的交互影響，其處理單元數目並無標準方式可以決定，需經常以試驗方式決定其最佳數目。

輸出層：用以表現網路之輸出變數，其處理單元數目依問題而定。

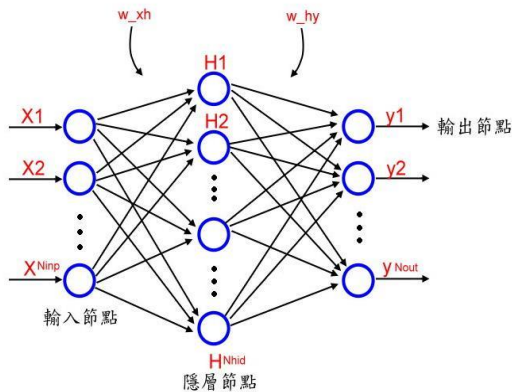


圖 1：倒傳遞神經網路

倒傳遞網路中的神經元，其最常用的非線性轉換函數為雙彎曲函數(sigmoid function)，其中

$$y(t) = f\left(\sum_{i=1}^n w_i \cdot x_i(t) - \theta\right) \quad (5)$$

w_i ：模仿生物神經細胞的神經節加權值

θ ：模仿生物神經細胞的細胞核偏權值(bias)

f ：模仿生物神經細胞的細胞核非線性轉換函

$$\text{數, } f(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}} \quad (6)$$

這種函數有一種特性，即當 z 趨近於正負無窮大時， $f(z)$ 趨近於 0 或 1，而 $f(z)$ 的值則介於 (0,1) 之間。

倒傳遞網路演算法

倒傳遞網路演算法，簡稱為 BP 演算法，分為學習及回想兩部分，將這 BP 演算法的學習步驟及回想步驟詳細說明如下。

學習演算法

BP 學習演算法共分為 8 個步驟，說明如下：

步驟一：決定網路的層數及各層間神經元數目。

為了讓讀者容易明瞭 BP 演算法，在此假設網路的架構為輸入層、隱藏層及輸出層，即假設網路是三層網路架構，且假設輸入層的神經元數目有 N_{inp} 個、隱藏層的神經元數目有 N_{hid}

個，而輸出層的神經元數目有 N_{out} 個。

步驟二：以均佈隨機亂數設定網路的初始加權值及初始偏權值。

因為不同層的神經元彼此相連，如果我們令 $W_{xh}[i][h]$ 為輸入層第 i 個神經元與隱藏層第 h 個神經元的加權值，由於有 N_{inp} 個輸入神經元與 N_{hid} 的隱藏神經元，所以我們可以用一個雙層迴圈來設定所有輸入層與隱藏層間的初始加權值。

同理，如果我們令 $W_{hy}[h][y]$ 為隱藏層第 h 個神經元與輸出層第 j 個神經元間的加權值，則我們設定所有隱藏層與輸出層間的初始加權值的在來我們要設定網路中的初始偏權值，要注意的是只有隱藏層及輸出層才有偏權值，輸入層是沒有的。事實上，輸入層是沒有運算能力的，他只是將一個神經元接收到的訊號平行輸出至隱藏層各個神經元中。若令 $\theta_h[h]$ 為隱藏層第 h 個神經元的偏權值， $\theta_y[j]$ 為輸出層第 j 個神經元的偏權值。

步驟三：輸入訓練樣本 $x[1], x[2], \dots, x[N_{inp}]$ 及目標輸出值 $T[1], T[2], \dots, T[N_{out}]$ 。

輸入值 $x[1], x[2], \dots, x[N_{inp}]$ 可為任意的實數值，本文為平均值及變異數。由於倒傳遞網路採用雙彎曲函數(sigmoid function)當做神經元的非線性轉換函數，網路的推論輸出值的值域也必須落在 $[0,1]$ 之間，所以目標輸出值 $T[1], T[2], \dots, T[N_{out}]$ 其值域也必須落在 $[0,1]$ 之間。本文以 1 為環境影像改變，包括人員或異物入侵；以 0 表示環境影像未改變。

步驟四：計算網路的推論輸出值

$Y[1], Y[2], \dots, Y[N_{out}]$ 。

步驟五：計算輸出層與隱藏層的差距量。

步驟六：計算各層間的加權值修正量及偏權值修正量。

步驟七：更新各層間的加權值及偏權值。

步驟八：重複步驟 3 至步驟 7，直到網路收斂。

說明：學習過程通常以一次一個訓練樣本進行，直到網路學習完所有的訓練樣本，稱為一個學習循環(learning circle)，我們可以讓網路重複學習個學習循環，直到網路收斂為止。為了測試網路是否收斂，我們定義下列誤差函數來表示網路的學習品質：

$$Error = \sqrt{\sum_j (T[j] - Y[j])^2} / (N_{out} \times N_{train}) \quad (7)$$

此式表示輸出層各個神經元的平方誤差和。因為在學習過程中，我們希望網路的推論輸出值 $Y[j]$ 與目標輸出值 $T[j]$ 越接近越好，所以 (7) 式

的計算值應小於一個合理的範圍才行。

回想演算法

步驟一：讀入已訓練好的網路加權值及偏權值。

步驟二：輸入未參與學習之測試參數，本文為平均值及變異數。

步驟三：計算網路的推論值，並判別是否有異物入侵，本文以輸出值為 1 表示環境影像變動。

3. 結果與討論

3.1 影像像素差異圖

本文利用背景相減法處理 CCD 所擷取之影像，共蒐集 75 組影像作為類神經網路學習與回想使用。其中網路學習 45 組，包括環境變動影像 25 組；無變動影像 20 組；回想過程 25 組，包括環境變動影像 15 組；無變動影像 10 組。經灰階處理後所得之像素差異圖，其中環境變動影像平均值最大為 μ ，變異數最大為 σ ；無變動時平均值最大為 μ ，變異數最大為 σ 。

圖 1 為背景影像，圖 2-1 為人員入侵之影像，圖 2-2 為經灰階處理後所得之像素差異圖（平均值為 22.07；變異數為 473.64），由圖 2-2 可清楚發現入侵人員的存在。圖 3-1 為移除物品(鍵盤)後之影像，圖 3-2 為經灰階處理後所得之像素差異圖（平均值為 6.02；變異數為 179.07）。圖 4-1 為物品加入後之影像，圖 4-2 為經灰階處理後所得之像素差異圖（平均值為 10.55；變異數為 284.21）。圖 5-1 為門開啟之影像，圖 5-2 為經灰階處理後所得之像素差異圖（平均值為 12.52；變異數為 588.33）。圖 6-1 為不同時間所擷取的環境背景影像，圖 6-2 為經灰階處理後所得之像素差異圖（平均值為 3.8；變異數為 19.61），由於光線的影響，平均值與變異數並非為零。



圖 1：背景影像

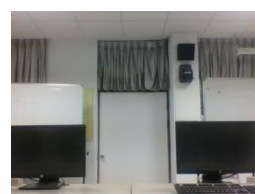


2-1



2-2

圖 2-1：人員入侵之影像；圖 2-2：像素差異圖

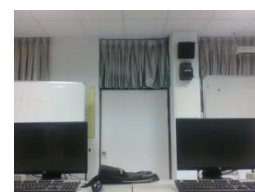


3-1



3-2

圖 3-1：移除鍵盤之影像；圖 3-2：像素差異圖

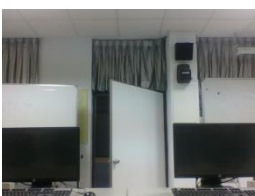


4-1

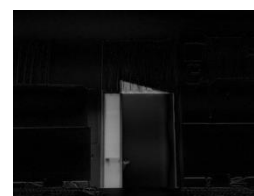


4-2

圖 4-1：物品加入後之影像；圖 4-2：像素差異圖

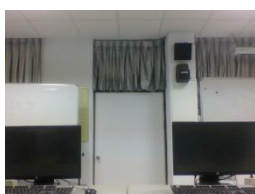


5-1



5-2

圖 5-1：門開啟之影像；圖 5-2：像素差異圖



6-1



6-2

圖 6-1：不同時間所擷取的環境背景影像；
圖 6-2：像素差異圖

3.2 類神經網路

類神經網路程式，可分為學習過程及回想過程，首先經由學習過程去訓練神經元，再將

訓練完成的神經元，利用回想過程去判斷是否環境影像變動。學習過程中，可輸入訓練數據及神經元相關參數，訓練完成後儲存神經元數據及顯示計算收斂結果，圖 7 為類神經網路程式操作介面。



圖 7：類神經網路程式操作介面

對類神經網路而言，學習組數愈多將可提高回想過程的準確性，但可能造成學習過程不容易收斂。本研究共選取 75 組影像訊號，其中網路學習 45 組，包括環境變動影像 25 組；無變動影像 20 組；回想過程 25 組，包括環境變動影像 15 組；無變動影像 10 組。每組訊號包括 2 個輸入值，像素差異之平均值及變異數。學習過程中，輸出層設定 1 個目標值，環境變動影像設輸出值為 1；反之設定為 0。回想過程中，當輸出值 > 0.8 即視為環境變動。

本文採用一層隱藏層，隱藏層具有 30 個神經元，迭代次數 20000 步。圖 8 為學習過程誤差值收斂情形，誤差值可降到 0.0005 以下，顯示收斂效果良好。

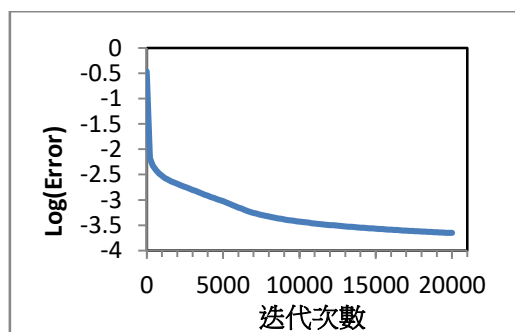


圖 8：學習過程誤差收斂情形

本文以 30 組測試回想過程，包括環境影像變動 15 組；無變動影像 15 組，測試結果成功率達 100%。經過測試後，本研究將 CCD 影像與回想過程結合，每三秒鐘判讀一次，若發現環境影像變動則立刻發出警示聲，提醒工作人員注意是否有人員入侵。

參考文獻

- [1] 謬紹綱，**數位影像處理 3/e**，台灣培生教育出版股份有限公司，2009。
- [2] 連振昌、林育緯、楊程鈞、陳敬翰，“使用超像速迭代群組法之精準物件偵測技術”，第十四屆離島資訊技術與應用研討會，pp.725-732，2015。
- [3] 王進德，**類神經網路與模糊控制理論**，全華圖書股份有限公司，2011 年。
- [4] 葉英傑，居家保全機器人之即時影像處理技術之設計與實現，國立成功大學電機工程系碩士論文，2003 年。
- [5] 顏仲志，智慧居家安全即時警示系統，國立屏東科技大學資訊管理系碩士論文，中華民國 2011 年。
- [6] B. Shoushtarian and H. E. Bez, “A practical adaptive approach for dynamic background subtraction using an invariant color model and object tracking,” *Pattern Recognition Letters*, Vol. 26, No. 1, 2005, pp.5-26.